心理科学进展 2021, Vol. 29, No. 9, 1561–1575
Advances in Psychological Science

https://doi.org/10.3724/SP.J.1042.2021.01561

·研究构想(Conceptual Framework)·

双模态情感分析的弹幕网络视频平台营销策略*

李 稚 朱春红

(天津工业大学经济与管理学院, 天津 300387)

摘 要 随着互联网飞跃发展, 弹幕视频应运而生。这种新型的用户与视频交互方式具有新特性, 如用户情感表达实时动态性、情感分布多峰性。同时, 新特性也给实际研究工作带来挑战, 如用户画像刻画难度增大, 视频推荐和广告推送所需精度提高。现有研究尚未对弹幕视频的新特性进行深入分析, 也没有充分挖掘其本身所蕴含的学术研究价值。本文利用深度学习、自然语言处理技术、系统动力学方法, 结合心理学、市场营销学等多学科交叉前沿知识, 从数据驱动角度对弹幕视频数据进行分析和建模, 深度挖掘视频大数据潜在的商业价值。重点研究弹幕与视频双模态融合的情感识别方法; 构建带有用户情感特征的动态用户画像, 并建立基于用户画像的网络视频粘性营销机制; 分析用户情感与视频广告插播方式的相关性, 提出视频广告动态插播策略。丰富现有研究的同时, 为网络视频企业准确定位与分析用户需求, 创建高品质的智能营销平台供理论与决策支持。

关键词 弹幕视频, 双模态情感融合, 动态用户画像, 粘性营销机制, 动态广告插播策略
分类号 B849: F273

1 问题提出

在线娱乐和服务产品(在线视频、网络游戏和体育赛事)的消费中, 通常是持续一段时间的动态的过程, 消费者体验也会随着消费内容的变化而发生变化(Hui et al., 2014)。在线娱乐产品中消费者的瞬时体验, 是一种消费过程中产生的瞬时数据(Moment-To-Moment data, MTM), 被广泛应用于理解产品总体评估的驱动因素(Ramanathan & McGill, 2007)、优化广告和产品内容设计(Teixeira et al., 2010)以及预测新产品需求(Barnett & Cerf, 2017)等方面。近几年, 随着网络用户多元化、社交性的视频需求的不断增长, 弹幕视频这一新媒体形式应运而生。用户在观看视频的同时可以通过发弹幕、点赞和分享方式与其他用户进行实时交流。

弹幕是一种具有时间特性的瞬时数据(Moment to Moment, MTM), 记录了观看者对视频内容的实时反应及消费体验, 是一种新兴的在线消费数据, 对于分析消费者瞬时体验有巨大潜力(Zhang et al., 2020)。与传统瞬时数据单一信息模态不同, 弹幕视频包含了图像、文本、视频和音频等多种信息, 表现出多个模态(刘启元 等, 2019), 多模态信息在用户信息的即时性、用户感情表达等方面更具有明显优势(王敏, 徐健, 2019)。目前有关弹幕视频的研究日益丰富, 并取得了一定成果。现有研究主要集中于计算机领域自然语言处理技术层面, 利用机器学习方法对弹幕评论文本模态进行情感分析, 如情感聚类方法(He et al., 2016; 洪庆 等, 2018; 庄须强, 刘方爱, 2018), 以及基于弹幕情感分析的视频高光片段提取(Lv et al., 2016)、视频片断推荐(邓扬 等, 2017; 高茂庭, 杨涛, 2020)。

用户对于网络视频内容消费的选择性、注意力和时间的稀缺性, 让网络视频平台营销具有重要价值。近年来在营销领域, 有学者基于信息加

收稿日期: 2021-01-12
* 国家自然科学基金青年项目(No.72002153), 全国统计科学研究项目(No.2019LY41), 国家自然科学基金面上项目(No.41971249)。
通信作者: 李稚, E-mail: lizhi@tiangong.edu.cn

工理论、扎根理论研究弹幕视频用户的使用行为驱动因素(张帅 等, 2018; 王贇芝 等, 2020); 基于消费者决策进程模型分析弹幕对在线消费行为过程的影响(袁海霞 等, 2020)。然而, 目前研究对弹幕视频多种模态情感特征的相容性, 用户情感表达关注较少; 鲜有研究从用户参与角度, 进行弹幕视频多模态信息融合, 挖掘视频用户的深层次消费行为并应用于网络视频平台营销领域。在注意力经济时代, 如何将“用户注意力”转化为“用户参与融入”, 利用视频数据理解用户行为, 用大数据指导内容制作、平台运营、用户消费是网络视频行业亟待解决的问题。本研究将结合弹幕视频的特性, 弹幕文本、视频视觉双模态信息以及用户行为数据间的关系, 建立动态用户画像模型, 从数据驱动角度对弹幕视频进行综合深入的分析和建模。本研究主要解决如何以更懂用户的方式进行视频内容营销、广告推送、视频产品推荐, 以及如何有效分配网络视频平台营销资源以实现用户购买行为的转化等问题。

2 国内外研究现状评述

2.1 在线文本情感分析

在线文本是多媒体数据的一种信息模态, 在互连网平台上以微博、朋友圈动态, 商品评价、弹幕评论等形式表现。这些用户生成内容包含了大量具有情感倾向的信息, 因此如何从中获取用户情感特征是目前自然语言处理和营销领域中的研究热点。Lau 等(2018)提出一种新型的面向方面的情感分析算法(Aspect-oriented Sentiment Analysis), 该方法以并行 Gamma-Poisson 增强的分层 Dirichlet Process (GP-HDP)主题模型为基础, 从大量在线产品评论中挖掘消费者购买信息以进行产品销售预测。Sun 等(2019)采用半监督模糊聚类算法, 从带有正向情感标签或负向情感标签的在线客户评论中提取语义知识。

弹幕作为一种新型的在线社交方式, 可以提升用户观看视频节目的愉悦体验进而拉动节目收视率上涨(Fossen & Schweidel, 2017)。龚诗阳等(2017)通过对 110 部视频节目的弹幕量和播放量、节目时长、节目评分等数据进行分析, 探索性实证研究得到弹幕数量每提升 1%, 视频节目收视需求将增加 0.5%的结论。Zhou 等(2019)认为弹幕评论刺激可以提升观看者的兴奋水平产生正向情绪共鸣, 进而促进直播平台付费礼物的赠送。有关弹幕评论情感分析的研究, 主要基于情感词典方法(如大连理工情感词典)对弹幕评论进行情感分析、用户聚类等相关研究(洪庆 等, 2018; 王敏, 徐健, 2019)。在弹幕电影播放过程中, Zhang 等(2020)结合弹幕情感分析和电影内容评价观众的互动水平, 跟踪其在线消费行为, 预测观众在消费后对电影的欣赏程度。

2.2 用户画像在网络平台营销领域相关研究

用户画像较早应用于电子商务营销领域。Travis (2003)指出用户画像是提升用户体验的有效方法之一, 并提出移情性、真实性、独特性等 7 种用户画像要素。Olbrich 和 Holsing (2011)使用点击流数据建立用户行为画像, 研究电商平台上消费者在线购买行为。在社交网络平台营销领域, Yu 和 Gupta 等(2016)利用社交网站 LinkedIn 中的用户数据, 通过比较图摘要(Graph summarization)与二分图(Bipartite graph learning)两种方法识别 LinkedIn 用户中的潜在购买者。Trusov 等(2016)利用用户在线浏览数据补充用户缺失信息建立用户画像, 并应用仿真模拟算法验证所提出方法在广告投放中的效果。徐海玲等(2019)基于社交媒体平台, 刻画用户画像和资源画像并建立二者之间的映射关系, 应用于社交媒体产品设计、提升用户体验和提高营销效果等方面。

产品推荐与链接预测是用户画像应用的另一个热点领域。Bansal 等(2015)通过协同过滤的用户共同评估模式, 结合分层贝叶斯建模方法对在线评论内容进行主题建模, 向用户推荐可能感兴趣的新闻或博客文章。Piao 和 Breslin (2016)提出结合知识库使用概念对 Twitter 等社交网络平台用户进行兴趣画像建模, 应用于链接推荐预测。实验结果表明, 该方法能够显著提高准确度、召回率等各项评价指标。在 Sánchez 和 Bellogín (2019)的研究中, 设计基于内容和协同过滤的序列算法 Longest Common Subsequence (LCS)进行用户画像建模, 并将此技术应用于信息产品的推荐系统。李泽中等(2020)利用改进的最大团算法(Maximum Clique Problem, MCP)设计内容推荐算法, 构建基于用户情境和社交网络的虚拟知识社区个性化知识推荐系统。

2.3　网络平台营销策略研究

粘性营销，是一种以关注企业和客户的粘性为目标，与客户建立积极的良性互动为核心，强调与客户充分互动、保持良好关系过程中完成价值交换、口碑提升的新营销方式(勒伯夫, 2012)。目前网络平台粘性相关研究已渗透到电子商务、社交媒体、网络游戏、APP、虚拟社区等多个领域，主要围绕粘性的影响因素、评价指标及测度、形成机理等展开(Lu & Lee, 2010; Gorodnichenko & Weber, 2016; Li et al., 2017)。用户—网络平台粘性影响因素方面, Chiang 和 Hsiao (2015)提出了基于使用和满足理论(Uses and gratification theory), 社会认知理论(Social cognitive theory)研究模型，结果表明持续动机和分享行为是 YouTube 粘性的重要前因，并在需求、个人和环境因素的影响中起中介作用。Rong 等(2019)基于双边市场和霍特林理论探索了在线视频行业中用户粘性的驱动因素，通过分析比较 iQIYI 和 Bilibili 经营模式得出专用资源、平台价格歧视是影响用户粘性的重要因素。

目前网络平台广告相关研究主要有两方面：(1)以网络平台运营商为视角对广告投放效果的研究，(2)以用户为视角对用户购买行为、品牌传播意愿的研究。网络广告投放效果相关研究：基于有限注意力模型(Skehan, 1996), Belanche 等(2017)探讨了高唤醒刺激和低唤醒刺激对 YouTube 平台弹出式广告效果的影响，研究情境一致性和产品涉入对广告的潜在作用，提出平台运营商广告插播策略。郭伏等(2017)构建植入式广告与用户品牌反映的关系模型，分析广告显著度对广告的影响效果并提出广告设计建议。Kim 和 Bruce (2018)基于重复暴露二因素理论(Berlyne, 1970)研究了续集电影广告重复次数对广告插播效果(如用户品牌回忆、网站重访意愿)的影响，对网站广告重复投放具有指导意义。网络广告对用户购买行为、品牌传播意愿影响的研究：基于锚定调整理论(Hogarth & Einhorn, 1992), 范钧和潘健军(2016)分析了原生广告影响因素(如广告类型、视频广告契合度等)对用户品牌传播、产品购买意愿等影响并提出网络视频广告插播策略。基于心理抗拒理论(Brehm, 1966), Young 等(2019)分析贴片广告的图像信息对消费者购买意愿的影响关系，研究指出在较高理性诉求水平下，消费者的情感诉求和生理诉求的交互关系与产品购买意愿正相关。

2.4　研究评述

在弹幕情感分析方面，由于弹幕文本语义表达的多样性特性，目前研究主要利用已有情感词典或基于扩充后的情感词典对文本语义信息进行分析，在一定程度上实现了弹幕评论的情感识别。但大多研究基于单一的文本维度进行情感识别，而弹幕视频具有多维度情感特征在表征用户情感方面仍未被关注，其蕴含的商业价值尚未被深度挖掘。与前述研究不同，本文在弹幕文本基础上，将弹幕视频多模态数据结合，实现了各种模态情感识别优势互补。针对弹幕网络视频特点，考虑弹幕文本和视频视觉双模态信息在视觉表的相关性，应用深度学习方法设计层次化深度关联 Co-Attention 模型，实现了多模态注意力融合网络的情感分类。用以表征用户情感，进行更加科学准确的用户情感分析。

用户画像在网络平台营销方面，现有研究偏重于利用用户自然属性或行为数据构建静态用户画像，分析用户的兴趣偏好、行为特征。考虑因素较为单一，没有考虑用户情感特征和时间因素对画像的影响。由于网络视频用户行为数据具有多样性：发表弹幕、点赞、分享、收藏、社区互动、评价反馈等，且用户行为具有明显的情感倾向和时间特性。有鉴于此，本研究突破了传统网络平台营销领域静态画像的局限，在用户自然属性和行为特征等静态数据基础上，加入了用户动态情感和实时追踪、动态更新用户标签等动态数据，从系统的角度全面构建弹幕网络视频平台动态用户画像，深度刻画用户特征全貌。依据动态用户画像，进行视频用户角色精准定位，优化内容推荐服务，从而实现网络视频平台智能营销。

在网络平台粘性营销方面，现有研究局限于对网络平台粘性影响因素的识别与评价等微观研究，缺乏从系统角度对网络平台粘性营销机制进行全面研究。在网络广告插播策略方面，当前研究主要集中于贴片广告、弹出式广告、原生广告等网络广告，而针对网络视频特点，与情节相关的情景广告、中播广告等研究较少。此外，对于视频信息传播的研究，鲜有从受众瞬时情感的角度进行解释。本研究在前述网络平台粘性营销相关研究基础上，重点关注弹幕网络视频平台营销策略问题。以视频平台和用户构成的系统为研究

视角，基于数据驱动深度挖掘用户情感、用户行为和平台属性、服务应用、评价反馈等信息的内在联系，从宏、微观角度构建动态用户画像系统，建立弹幕网络视频平台粘性营销机制。与以往研究不同，本文的研究突破和重点为考虑视频用户瞬时情感，以网络视频创意中插广告、中播广告为研究对象，探索视频广告对受众情感心理变化的影响，并提出视频广告动态插播策略。

3 研究构想

网络视频平台的主要收益来源于会员收入和广告收入两方面。为了增加平台收益，吸引更多用户和广告商进入平台，本文考虑网络视频平台，用户和视频广告商三者间的合作协同关系。基于动态用户画像和用户情感分析，提出具有针对性的网络视频平台智能营销策略。以网络视频平台—用户为视角，通过制定精准化的视频内容推荐策略以提升用户对平台的粘性；以网络视频平台—广告商为视角，通过制定信息优化的广告插播方案以增加广告商对平台的资金投入。鉴于此，本文的研究内容拟分为如下三个部分：(1)利用深度学习方法对弹幕文本与视频片段进行双模态融合的情感识别，以此表征视频用户情感特征(C1)并进行用户情感分析；(2)在此基础上，利用 C1 得到的用户情感特征，结合用户自然属性、行为属性、评价反馈等信息构建动态用户画像模型，并建立网络视频平台粘性营销机制(C2)；(3)利用 C1 得到的用户情感分析结果，进行用户情感和视频广告属性因素的影响关系研究，提出视频广告的动态插播策略(C3)。研究内容框架如图 1 所示。

3.1 弹幕与视频双模态融合的网络视频用户情感识别

针对弹幕视频数据多维度、时序性、情感表达复杂性特征，本文应用深度学习方法构建卷积神经网络 CNN 模型，分别进行弹幕模态、视频模态的情感识别和双模态情感融合。深度学习方法能更有效学习弹幕文本和视频片段图像(帧)中的深层语义信息，层次化捕获文本情感特征和视觉情感特征之间的内部关联，因而能更准确地实现弹幕与视频双模态融合的视频用户情感分析。

3.1.1 基于 CNN-LSTM 的弹幕文本特征提取网络

弹幕评论是一种短文本，词语稀疏且包含时间序列信息，其短序列的特征存在重要程度差异。本文提出一种联合深度卷积神经网络 CNN 和长短期记忆网络 LSTM 的 CNN-LSTM 模型，精细化处理不同维度特征，全面刻画弹幕时序数据。该模型融合 CNN 对弹幕文本局部特征的提取能力，降低了弹幕文本特征维度；并利用 LSTM 的记忆能力，充分学习弹幕文本的全局特征。因此 CNN-LSTM 特征提取网络，可以有效提取弹幕文

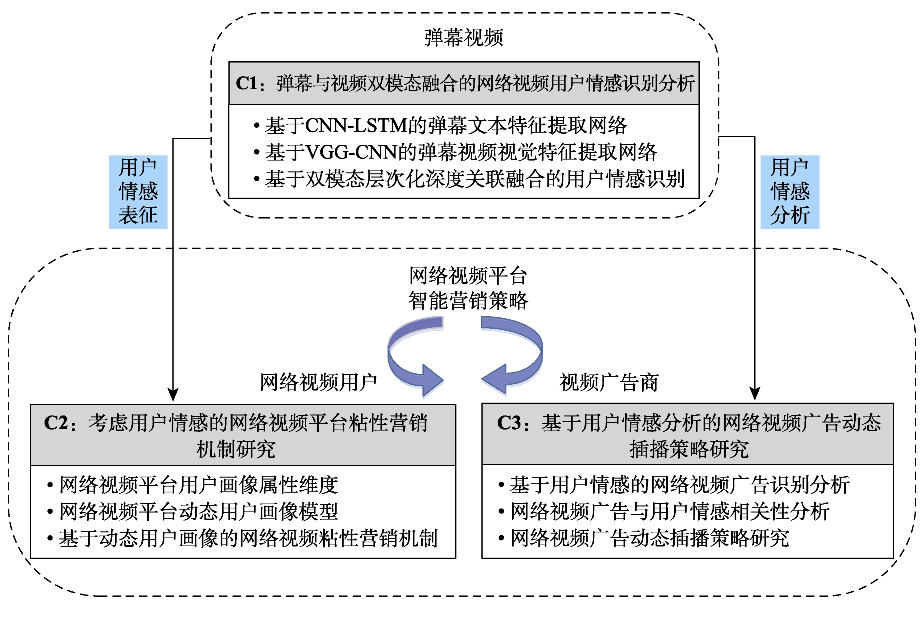


图 1 本文研究内容框架图

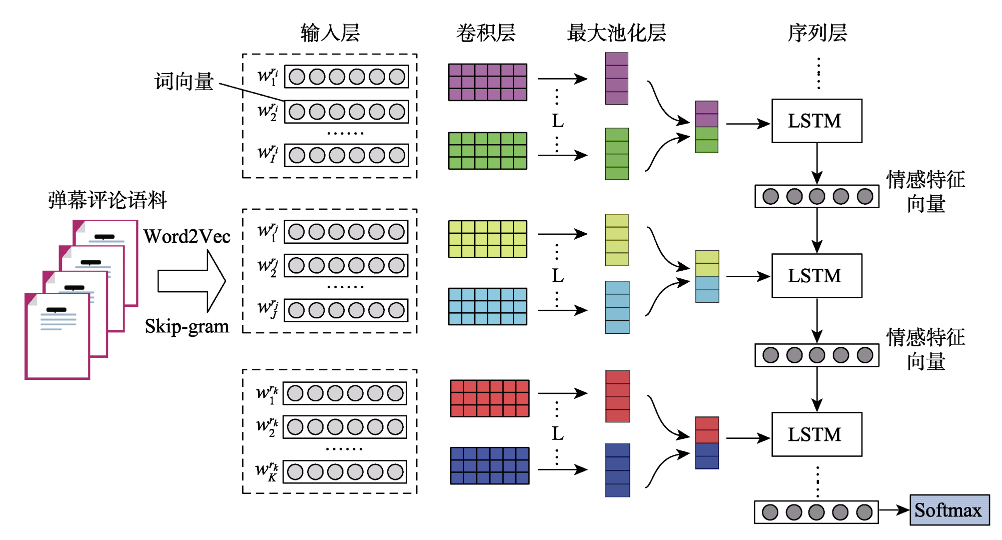


图 2　弹幕文本模态特征提取网络图

本更加丰富的情感特征。首先，弹幕数据预处理。对已获取的视频弹幕数据，使用 Jieba 中文分词工具对弹幕文本进行分词处理，词性标注。其次，构建联合 CNN-LSTM 模型对弹幕文本进行情感特征识别。弹幕文本模态特征提取网络是由词向量输入层、卷积层、最大池化层、序列层(长短期记忆网络 LSTM)和全连接层(Softmax)组成，如图 2 所示。

3.1.2　基于 VGG-CNN 的弹幕视频视觉特征提取网络

考虑弹幕与视频的实时相关性，对含有弹幕的视频片段截取，进行场景分割和图像帧提取，处理后的弹幕视频片段一定程度上相当于弹幕视频图像。图 3 为在腾讯视频平台播放的《权力的游戏》第八季第 1 集 31min:05s 截取含有弹幕评论的视频图像。由于弹幕发送延迟现象，选取 31min:05s~31min:35s 播放时间 30s 的一段视频，在此时间段用户发送弹幕量为 59 条。由于篇幅限制，图 3 仅展示部分具有代表性的弹幕文本，例如“冰龙来了”“龙帅呆了”分别为用户在 31 min:07 s 和 31 min:25 s 发送的弹幕评论。视频截图场景中有男女主角，飞龙，雪山关键主题内容，利用人工标记方法，发现 59 条弹幕评论中有 51 条弹幕涉及“龙”、“龙妈”、“雪诺”等与屏幕画面主题高度相关的文字内容。此外，Zhang 等(2020)通过对 507 部不同类型在线电影所涉及的弹幕实时数据分析，得到了弹幕文本和其对应的视频画



图 3　弹幕评论与视频画面相关性示意图

面内容高度相关性的结论。

弹幕反映了用户在观看视频中的情绪，具有一定传播效应。由于弹幕文本与视频内容具有实时相关性，因此弹幕与视频图像反映的情感应表现为一致性。本文利用深度神经网络VGG和CNN模型，建立弹幕视频片段视觉特征提取网络，从视频图像特征和图像中层语义特征的角度构筑视觉情感特征，利用迁移学习策略和图像中层语义特征相结合的方法学习弹幕视频片段高层次的视觉情感特征表示。为了提取更全面的弹幕视频图像中层语义特征，首先划分每一个弹幕视频图像对应的中层语义特征(ANP)为形容词和名词，然后通过 CNN 二维卷积分别提取弹幕视频图像的形容词描述性特征和名词客观性特征。针对形容词和名词的特征提取网络。这种联合学习图像ANP的形容词和名词以及图像特征以构筑视觉情感特征的方法，可以更加准确地提取弹幕视频图像的情感特征。

3.1.3 基于双模态层次化深度关联融合的用户情感识别

考虑弹幕情感与视频片段所表达情感的相关性，基于以上研究内容提出基于层次化深度关联融合的双模态情感识别方法，建立双模态协同注意力网络模型 Co-Attention，进一步序列化地交互弹幕文本的语义特征和视频片段的视觉特征，从而更好地匹配融合多模态特征。该模型进一步改进了情感分类器，更好地实现弹幕文本与弹幕视频双模态情感的深度融合，并用以表征用户情感特征。通过训练集中人工标注情感打分，结合用户 ID，发弹幕数量，弹幕视频的时间序列，计算用户情感分值。最后使用融合后的双模态情感特征表征视频用户情感，并进行用户情感识别分析。为C2网络视频平台粘性营销机制，C3网络视频广告动态插播策略提供基础。

3.2 考虑用户情感的网络视频平台粘性营销机制

互联网时代，注意力是网络流量和盈利的触发点，由注意力产生的用户粘性是网络视频平台的核心竞争力。有鉴于此，引入用户画像这一视角，通过用户情感特征(C1部分得到)、自然属性、行为属性等数据勾勒画像，实现用户行为分析和情感变化追踪。在此基础上建立用户需求导向的网络视频平台粘性营销机制。通过实时更新用户标签对用户角色定位、需求分析，实现精准化服务，以此提升网络视频平台的用户粘性，增强用户参与度和忠诚度。

3.2.1 网络视频平台用户画像属性维度

用户画像是一种用户信息标签化模型，传统的画像构建局限于用户自然属性和行为属性二维度静态信息，且多为静态画像，未考虑用户的情感特征。由于弹幕视频的时间特性，用户在观看视频时产生的动态情感，会影响其对视频内容或周边产品的“偏好”或“兴趣”，进而影响点赞、分享、收藏、广告点击、消费等一系列网络行为。因此，缺失情感维度的用户画像未能深度刻画视频用户特征全貌。本文在用户自然属性和行为属性基础上，加入用户情感特征，进而扩展了用户画像的属性维度，并从多维度全方位刻画用户全貌。

(1)用户情感特征，由于用户“情感”在某种程度上会影响其对视频内容的选择，因此“情感”是用户画像建模所考虑的因素之一。用户的情感特征可从 C1 弹幕与视频双模态融合的视频用户情感识别分析结果获取。

(2)用户自然属性，在用户画像中是指用户名、年龄、性别、学历、兴趣等信息，是静态数据信息，反映了视频用户群体行为偏好的差异。用户自然属性可通过视频平台上用户注册信息获取。

(3)用户行为属性，指用户使用网络视频平台过程中的信息行为与社交行为。具体包括对视频节目的搜索、浏览、点赞、分享、收藏等行为数据。行为数据可以通过运用数据挖掘技术获取用户对视频节目反馈的动态信息。由于用户行为数据结构化信息较弱，因此原始数据需要进行大量数据清洗和人工标识工作。

3.2.2 网络视频平台动态用户画像模型

静态画像完全依赖用户静态信息，与之不同，本文考虑了时间因素的用户动态情感和动态行为对画像的影响。通过数据、技术和系统结合的形式，构建基础数据、行为建模、服务应用和评价反馈四个模块的动态用户画像模型，准确定位目标用户群体和用户需求。从网络视频平台系统角度构建的动态用户画像可深度挖掘用户的视频偏好和访问行为逻辑。基础数据和行为建模模块，用于实时追踪用户标签，优化标签精度，实现用户画像的动态更新。服务应用模块，用于了解用户行为轨迹对用户划分群组，进行用户标记；提取用户访问视频内容与行为特征，根据用户访问

轨迹、收视时间、收视频率等指标预测用户需求; 对行为数据进行数据分析并调整运营策略。

评价反馈模块, 建立用户画像的评价指标, 如推送视频内容的点击率、转化率等评价用户画像效果。评价结果用以及时了解用户需求变化, 修正画像, 从而保障用户画像的时效性和准确性。网络视频平台以粘性营销为驱动, 综合用户的自然属性、行为属性和情感特征勾勒用户画像。在获取基础数据的基础上, 设计算法进行用户行为建模。针对视频用户三维度属性特征, 利用 *K*-means 聚类算法对用户聚类。设置个体和群体用户权重进而完成群体画像和个体画像。在此基础上, 设计融合用户特征聚类的协同过滤算法, 对不同用户进行内容推荐服务应用。

3.2.3　基于动态用户画像的网络视频平台粘性营销机制

动态用户画像可以精确刻画用户特征全貌, 实时了解用户需求, 以此进行的视频内容推荐更具针对性和时效性, 可以有效增加用户粘性。此外, 平台属性, 如信息的相关性(检索视频内容与结果的匹配度)、新颖性, 服务的移情性(推荐服务, 交互服务)、响应性(对用户评价反馈的及时响应)也会对用户需求产生影响, 进而影响用户粘性。因此, 本文将平台属性作为粘性驱动因子, 创建基于动态用户画像的“用户需求—用户画像—内容推荐—视频平台粘性”网络视频平台粘性营销机制(如图 4), 目的在于提高用户粘性体验, 增加用户忠诚度和持续访问的期望度。

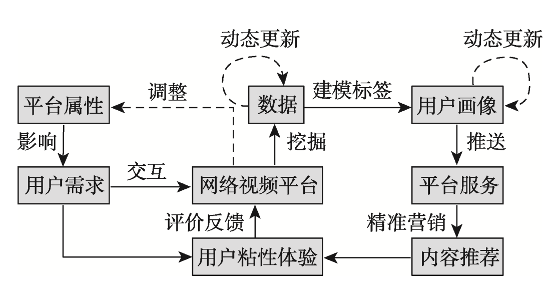


图 4　网络视频平台粘性营销机制模型

结合用户画像属性与视频平台粘性营销机制概念模型, 以用户需求为导向, 应用系统动力学方法建立基于动态用户画像的网络视频平台粘性营销机制模型, 如图 5 所示。在该机制中, 综合用户自然属性、行为属性和情感特征进行标签化, 通过实时追踪标签, 用户画像随之动态更新, 实现不同用户群体视频内容的智能推荐。内容推荐的智能性和精确性会影响用户对视频平台的粘性体验, 而用户需求和粘性体验会反向影响网络视频平台属性。用户对视频平台各属性融合后形成整体的期望和意愿, 生成新的用户需求, 形成驱动系统的循环反馈回路。

3.3　基于用户情感分析的网络视频广告动态插播策略

用户在观看网络视频广告时的心理活动及情绪, 直接或间接影响广告产品的购买, 排斥心理会导致广告投放达不到预期效果。由 C1 双模态情感识别分析, 得到用户情感与视频情节有显著相关性。鉴于此, 本文将用户体验纳入网络视频广告插播策略的考量范围, 研究用户情感和视频广告属性因素的影响关系。依据用户情感随视频情节变化的趋势, 提出“内容定制”型视频广告动态插播策略, 创新视频广告营销模式, 最大化释放品牌商业价值。

3.3.1　弹幕——视频广告眼动实验分析

用户在线观看视频时, 屏幕上飞来的弹幕是一种外界信息刺激。为了应对这种刺激, 用户会做出相应行为反应。眼动实验主要目的为测试不同视频观看者对弹幕评论、广告信息的视觉关注情况。测试视频来自于腾讯视频平台《奔跑吧兄弟 IV》系列综艺节目。从该视频节目中选取 20 张包含弹幕评论、广告标识、情节、场景的视频截图以供测试。通过眼动实验, 获取与视频截图相对应的热点图和注视轨迹图, 并选取其中具有代表性的两组结果图, 见图 6 和图 7。热点图结果可知, 测试者的关注重点为视频中插入的广告和弹幕内容, 而对图像的人物、场景、视频图标等关注度较低。轨迹图结果可知, 由于视频广告品牌标识突出、颜色醒目、特征鲜明, 测试者对其注视时间较长, 注视轨迹曲线反映了测试者的注意力在视频广告和弹幕之间往返。基于眼动实验分析可知, 弹幕评论一定程度上分散了观者对视频广告的注意力, 弹幕对观者视觉具有影响作用; 同时, 视频中广告的跳播, 对于吸引用户关注、引起情感共鸣等方面具有较强促进作用, 易催生用户发送弹幕行为。

3.3.2　弹幕文本与广告品牌的一致性

目前, 网络视频广告已进入“品牌-消费者-

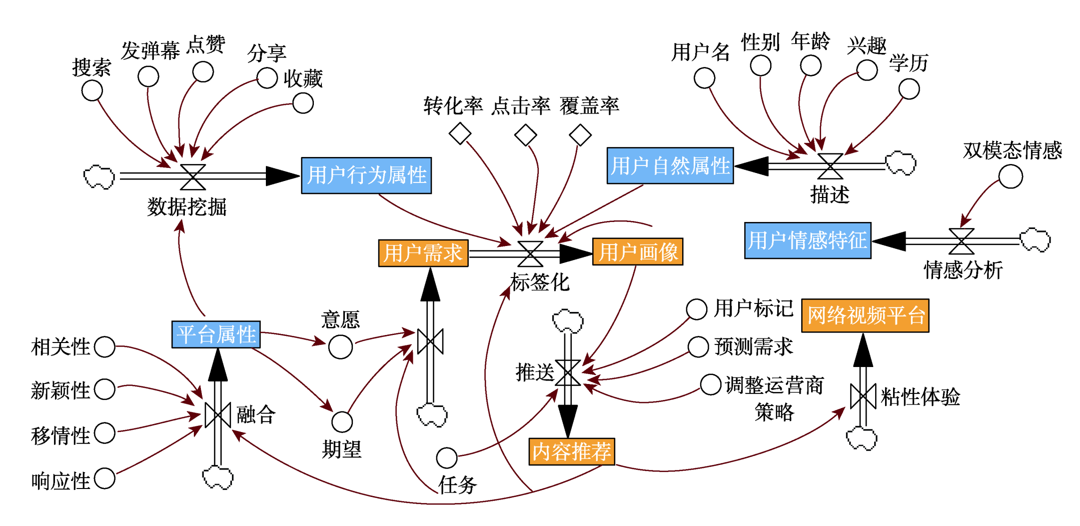
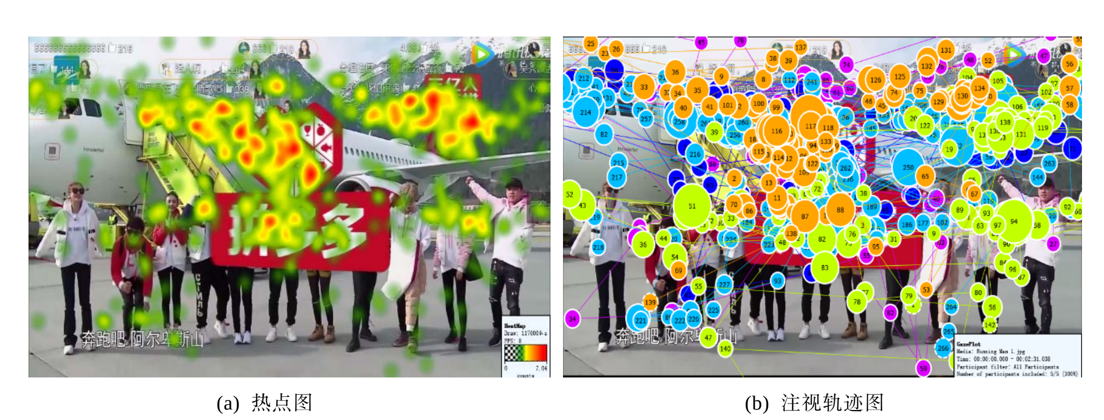
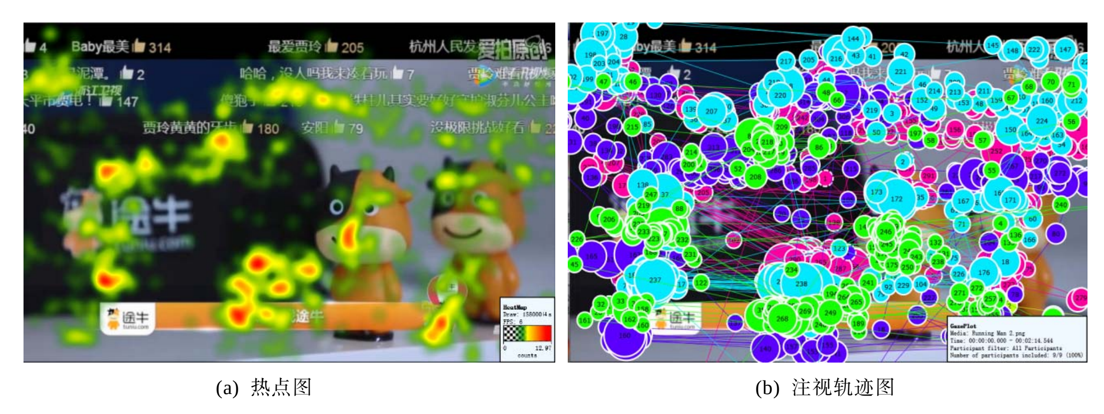


图 5　基于动态用户画像的网络视频平台粘性营销机制模型



(a) 热点图　　(b) 注视轨迹图

图 6　“拼多多”广告眼动实验结果图



(a) 热点图　　(b) 注视轨迹图

图 7　“途牛”广告眼动实验结果图

IP”AI 广告 3.0 时代，强调品牌与用户的深度沟通。与传统单向传播式广告不同，弹幕视频广告具有很强的互动性。在视频播放过程中植入的剧情广告，由于和剧情契合度高，代入感较强，能激发用户发送与视频情节和广告相关的弹幕评论。且二者相辅相成，弹幕文本内容与植入广告

品牌表达具有一致性。以在优酷视频平台播放的《春风十里不如你》电视剧为例，该剧第 3 集在播放时间段 15 min:50 s~15 min:52 s 植入了大宝品牌的剧情广告，如图 8 所示。可以看到，大宝广告已融入剧情成为剧中情节之一，演员台词与经典广告词“大宝天天见”完美融合。特别地，广告植入时间段所出现的弹幕如“大宝 SOD 蜜”、“我看到了大宝”、“92 年就有大宝了？”等弹幕评论内容大多都与广告相关。因此，从弹幕视频广告植入实践应用的角度反映了弹幕文本内容和广告素材具有一致性。

3.3.3　基于用户情感的网络视频广告识别分析

以上两小节分析了用户发送弹幕文本内容与视频图像的相关性、与广告品牌的一致性。因此，基于用户发送弹幕行为研究网络视频广告插播策略具有现实意义。本节主要目的为根据用户发送弹幕内容所表现的情感识别与其相关的视频广告类型。由于网络视频平台主题内容丰富，视频广告种类繁多。跟踪分析爱奇艺、腾讯视频、优酷、芒果 TV 等网络视频平台用户浏览量，得到最受用户关注的网络视频主题分类：综艺、电视剧、电影、体育、动漫。在网络视频主题分类基础上，通过收集各大网络视频主流平台的广告数据，利用统计分析工具识别与用户情感相关的视频广告类型，进而确定研究所需的视频广告插播类型。

首先，基于各大网络视频平台最受用户关注的主题分类结果归纳分析得到视频广告插播的 4 种类型(见表 1)。其次，汇总网络视频广告插播信



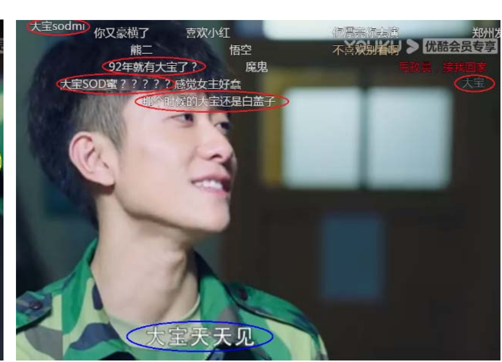


图 8　弹幕文本与广告品牌的一致性示意图

表 1　网络视频主题分类——广告类型归纳

主题	节目举例	广告类型
综艺	奇葩说第六集(爱奇艺)	口播广告、视频浮层广告
	演员请就位(腾讯)	口播广告、视频浮层广告、创意中插广告、中播广告
	明星大侦探 5(芒果 TV)	口播广告、创意中插广告、视频浮层广告
电视剧	小欢喜(爱奇艺)	创意中插广告、中播广告、视频浮层广告
	三生三世十里桃花(腾讯)	中播广告、创意中插广告
	海棠经雨胭脂透(芒果 TV)	中播广告、视频浮层广告
电影	狙击手(爱奇艺)	中播广告
	中国机长(腾讯)	
动漫	海贼王(爱奇艺)	中播广告、视频浮层广告
	秦时明月之君临天下(优酷)	中播广告、视频浮层广告、创意中插广告
	名侦探柯南(芒果 TV)	视频浮层广告
体育	2019ATP 男单总决赛—蒂姆 VS 贝雷蒂尼(爱奇艺)	中播广告、口播广告
	NBA 凯尔特人 VS 勇士(腾讯)	中播广告
	CBA 辽宁本钢 VS 八一(优酷)	视频浮层广告

息，从中抽取视频广告特征变量，包括广告时长、广告个数、广告占比(某类广告出现次数/该视频总广告个数)、广告重复次数等信息。最后，基于 3.1.3 里得到的用户情感值，进行用户情感和视频广告类型信息相关性分析。最终确定与用户情感相关的视频广告类型，即创意中插广告、口播广告、中播广告。

3.3.4 网络视频广告与用户情感相关性分析

视频广告作为用户观影过程中的一种外界刺激，直接或间接影响用户情感。依据有限注意力模型、锚定调整理论、心理抗拒理论和重复暴露二因素理论，提出视频广告类型及其特征对用户情感影响的相关理论假设模型。运用统计原理方法验证理论假设，并依据验证结果对理论假设模型进行调整，进而构建影响用户情感的视频广告属性因素集。在此基础上，考虑视频节目播放时间、内容情节，揭示不同视频广告的属性因素对用户情感随时间变化的影响关系。

由于不同类型的网络视频广告插播方式会对用户情感产生直接或间接影响。首先，考虑视频广告属性因素：广告类型、插播位置、广告特征，依据有限注意力模型、锚定调整理论、心理抗拒理论和重复暴露二因素理论建立视频广告属性因素对用户情感影响关系的相关研究假设，理论假设模型框架如图 9 所示。其次，进行假设验证。通过爱奇艺、腾讯等网络视频平台获取视频广告类型、插播位置、广告特征等相关数据，结合 3.1.3 里得到的用户情感数据，利用 R 语言分别建立创意中插广告、口播广告、中播广告和其属性因素对用户情感值影响的多元线性回归模型。对回归结果分析，进而验证假设。

3.3.5 网络视频广告动态插播策略

基于 3.3.4 影响关系结论，依据用户情感的时间变化趋势，以及情感高峰值和低谷值所对应的视频情节，提出与情节相关的“内容定制”型视频广告动态插播策略。此外，根据 3.2.2 用户个体画像分析结果，向用户推送与视频内容契合度高的主题题材(如动漫题材)视频广告。唤起用户正面情绪、提高广告品牌认同感。以期全面提升视频广告的用户体验，从被动接受转变为“广告欣赏”。进而提高品牌转化率，最终达到网络视频平台、广告商和用户三方受益。针对不同类型视频广告与用户情感的影响关系，提出基于用户情感互动和视频情节的“内容定制”型视频广告动态插播策略，在捕捉用户情感变化的同时进行智能广告推荐。在用户情感高峰值设计品牌创意中插、创意口播广告，有效利用受众对品牌情感附加值从而扩大广告传播效果；在用户情感低谷值减少视频广告量与重复次数。根据品牌和情节信息的契合度，科学设计视频广告内容。以期在唤起视频用户情感共鸣、增加用户体验基础上为网络视频平台和广告商带来最大收益。

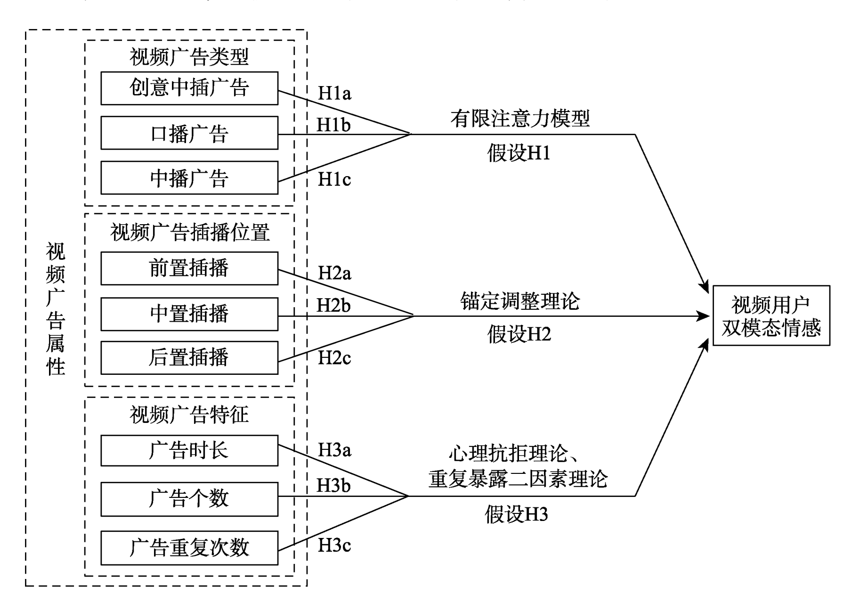


图 9 理论假设模型框架图

4　理论构建与创新

从信息流通形式角度，弹幕是一种新型的信息媒介，代表着未来媒介社会的发展趋势(刘婷艳 等，2020)。弹幕网络视频平台营销是以弹幕视频作为载体的包括视频内容营销、视频产品推荐和广告推送等营销活动。由于弹幕数据具有时间特性，反映了用户观看视频的动态情感，会影响其对视频内容或周边产品的“偏好”和“兴趣”，进而影响点赞、分享、收藏、广告点击、购买等一系列网络行为(Li et al., 2020)。同时有学者指出，弹幕可以影响视频用户的使用行为(王贇芝 等，2020; 张帅 等, 2018)和在线消费行为(袁海霞 等, 2020)。目前研究主要集中于弹幕文本情感分析和视频用户网络行为，研究视角较为微观，忽略了弹幕视频多模态信息特性和与用户体验的联系性，缺乏从宏、微观视角建立弹幕网络视频平台营销机制并进行综合系统性的分析研究。鉴于此，本研究从弹幕视频实际用户需求出发，基于深度学习、自然语言处理技术提出一种融合弹幕文本与视频片段信息的双模态情感识别方法，在此基础上构建带有用户情感特征的动态用户画像，并基于消费心理学和营销学理论建立弹幕网络视频平台粘性营销机制。在理论研究方面：弹幕视频蕴含着新特性，如用户情感表达的实时动态性、情感分布的多峰性。探究用户的动态情感，可以为网络视频平台的商业运营，如网站流量规划、品牌升级、优化智能服务等方面提供有力支撑。从弹幕视频数据驱动角度，创新网络视频商业运营策略的理论成果。应用深度学习方法融合弹幕与视频双模态信息表征用户情感，增加了用户画像的情感特征维度。考虑用户情感和行为随时间变化的特点构建动态用户画像，设计融合用户特征优化聚类的协同过滤算法进行视频内容推荐，是对网络视频推荐方法理论的一个重要补充。本研究建构的理论框架如图 1 所示，主要理论观点如下：

首先，用户在观看视频节目时的瞬时情感可能受到媒体信息来源因素的影响，如视频内容(视觉模态)和弹幕评论(文本模态)。因此，研究弹幕视频双模态信息的情感融合，并用以表达视频用户的瞬时情感，是本研究的基础和关键问题。已有关于弹幕视频的研究，仅关注弹幕评论的文本信息，利用自然语言处理技术进行情感分析并用以表达视频用户情感(He et al., 2016; 邓扬 等, 2017; 洪庆 等, 2018; Lv et al., 2016; 庄须强，刘方爱，2018)。由于视频用户观影目标存在不确定性，发送弹幕的行为具有随机性，导致弹幕数据噪声较多，提取的情感数据随时间变化且不稳定。使得单一模态弹幕情感测量不确定性增高、方差较大(Thompson et al., 2017)。因此，视频用户的单维度情感识别率低可靠性欠佳。相比之下，多模态数据结合可以实现情感识别优势互补，将不同模态的互补信息进行数据融合能够更加全面准确地反映目标特性(Kumar et al., 2020)。近年来，深度学习方法的多模态情感识别是人机交互新兴研究领域之一(Hu & Flaxman, 2018; Majumder et al., 2018; Huang et al., 2019)。基于以上研究，本文针对弹幕网络视频多模态信息特点，应用深度学习方法分别构建弹幕文本(语义)特征和弹幕视频(视觉)特征提取的 CNN 网络；考虑弹幕文本情感和视频片段情感的相关性，设计层次化深度关联 Co-Attention 模型，实现了双模态注意力融合网络的情感分类。利用弹幕视频双模态融合情感表征用户情感，提高了用户情感识别的可靠性，因而在此基础上进行的用户情感分析更加科学准确。

其二，本研究拟建立的基于动态用户画像的网络视频平台粘性营销机制。目前有关用户画像的刻画通常涵盖用户的多个属性维度——自然属性(刘海鸥 等，2019)、搜索行为(张海涛 等，2018)、心理需求(陈丹 等, 2019)、兴趣爱好(吴剑云，胥明珠, 2021)等。为了深入了解用户，将以上用户属性信息进行编码、标签化描述用户特征。然而，单个用户特征难以表达有关视频主题、类型、兴趣等用户的群体特征。因此，现有研究采用将大量单个用户特征聚类的方法，基于主题(Zhao et al., 2016)或兴趣(张涛 等, 2021)建立用户群体画像。然而，以上研究多关注于用户静态信息，提取的用户特征未考虑时间因素，忽略了用户参与在视频产品在线消费过程中的重要性，导致现有画像未能细腻地勾勒用户在视频产品消费过程中的特征全貌。针对传统构建用户画像方法没有考虑用户情感、属性、行为之间的强关联性，本研究以网络视频平台粘性营销为驱动，基于用户情感、属性、行为三维度，建立基础数据、行为建模、服务应用和评价反馈四模块的动态用户画像模型。从用户需求出发结合动态用户画像构

建粘性营销机制模型，为用户推荐丰富的内容选择，继而增加了用户对网络视频平台的粘性，延长用户在视频平台上的收视时间和频率。从而形成流量闭环的良性营销模式，完成用户价值和内容价值在网络视频平台的流动转化。

其三，本研究拟提出基于用户情感分析的网络视频广告动态插播策略。用户的情感表征来源于用户在观看网络视频时发表弹幕的行为。目前，基于用户行为的广告插入方法主要集中在心理学和市场营销学的研究上，其目的是根据用户在互联网上的点击、浏览和购买历史，建立用户形象，找出用户的个人兴趣，插入最相关的广告(Liu et al., 2019)。为了尽可能准确地描述用户的行为特征，可通过建立个性化用户模型，推断用户的兴趣和偏好。有学者指出根据用户兴趣进行广告可以增强用户的体验，提高广告的点击率和转化率(俞淑平，陈刚，2011)。现有网络视频广告插播策略的研究，主要关注品牌搜索、用户满意度等方面，分析广告内容、类型对用户行为特征、兴趣点和个人偏好的影响，皆在提升广告投放的有效性(Peng et al., 2020; Li et al., 2021)。具体而言，网络视频广告插播方法有：(1)针对视频内容的广告插播法，通过比较视频和广告之间内容相似性来确定插入广告的位置和时点(Wang et al., 2018); (2)基于视频文本、全局视觉和局部视觉关联的广告插播法，将三种关联度量选择与视频情节相关的广告插播(Chen et al., 2019); (3)基于视频语义、用户观看行为反馈的广告插播法，在视频的适当时间戳向特定用户展示合适的产品广告(Cheng et al., 2016); (4)基于视频的人脸识别和使用元数据法，利用多媒体通讯功能相机的机器学习模型根据定义对象类，系统将访问多媒体广告内容数据库，并自动选择和插播合适广告(Bao et al., 2016)。

可以看到，在线广告插播策略方面已有学者进行了丰富的研究，但目前还未见研究视频广告插播对用户融入的行为、情感作用机理。忽略了外界刺激因素，如弹幕、视频、广告所引发用户行为与情感变化的动态因素。在弹幕视频营销环境下，弹幕评论的互动性使得广告产品的分享更为便捷，从而在促进用户融入方面具有潜力。本研究结合弹幕与视频大数据，分析用户对外界刺激的情感反应，揭示视频广告属性因素与用户情感变化的相关性。提出视频广告类型、插播位置、广告特征是影响用户情感变化的重要前因变量。有研究表明广告持续时间和产品品牌展示频率是广告效果的主要驱动因素(Bruce et al., 2020)。不同的广告品牌和类别可能会影响消费者的视觉关注(Bellman et al., 2017; Costa et al., 2019)。直观而言，消费者在观看视频时，更容易被所购买品牌的广告所吸引(Simmonds et al., 2020)。然而，广告越多，消费者越容易分心(Bendak & Al-Saleh, 2010)。有鉴于此，本研究依据有限注意力模型、锚定调整理论、心理抗拒理论和重复暴露二因素理论建立视频广告属性因素对用户情感影响关系的相关研究假设。得到了广告时长、广告个数、广告重复次数对用户情感变化产生负向影响，而广告品牌个数对用户情感变化产生正向影响的研究结论。根据影响关系结论，用户情感的时间变化趋势，以及情感高峰值和低谷值所对应的视频情节，提出与情节相关的“内容定制”型视频广告动态插播策略。从而创新视频广告营销模式，助力广告商提升品牌营销价值。

综上所述，本研究选题基于当前移动视频产业链不断拓展，营销模式创新背景，聚焦我国网络视频行业 AI 营销和信息优化策略的热点问题。利用交互方式产生的行为数据，挖掘用户发弹幕、点赞、分享、收藏、评价反馈等行为特征，从系统角度建立网络视频平台粘性营销机制；揭示视频广告信息对受众情感心理变化的影响规律，提出视频广告动态插播策略。研究成果可以应用于增加用户粘性，叠加导流内容热度等方面，为网络视频企业在视频内容智能推荐、设计主题型互动广告、优化广告投放与布局等方面，提供较好的营销策略模型和优化方案支持，为全方位赋能智能营销提供科学依据。

参考文献

陈丹，罗烨，吴智勤. (2019). 基于大数据挖掘和用户画像的高校图书馆个性化服务研究. *图书馆研究与工作*, *4*, 50–59.

邓扬，张晨曦，李江峰. (2017). 基于弹幕情感分析的视频片段推荐模型. *计算机应用*, *37*(4), 1065–1070.

范钧，潘健军. (2016). 剧情式视频广告中品牌—情节信息对受众传播意愿的影响. *营销科学学报*, *12*(2), 111–123.

高茂庭，杨涛. (2020). 融合协同过滤和主题模型的弹幕视频推荐算法. *计算机应用研究*, *37*(12), 3565–3568+3577.

龚诗阳，李倩，余承锬. (2017). 在线社交对消费者需求的影响研究—基于网络视频产业的实证分析. *中国软科学*, *7*, 39–48.

郭伏，叶国全，李明明，吕伟. (2017). 植入式广告显著度对广告效果影响的眼动研究—以电影植入式广告为例. *营销科学学报*, *4*, 18–33.

洪庆，王思尧，赵钦佩，李江峰，饶卫雄. (2018). 基于弹幕情感分析和聚类算法的视频用户群体分类. *计算机工程与科学*, *40*(6), 1125–1139.

勒伯夫 G. (2012). *粘性营销: 新时代的营销圣经*(派力译). 北京: 中国商业出版社.

李泽中，张海涛，张鑫蕊，王采鲁，孙鸿飞. (2020). 融合用户社交与情境信息的虚拟知识社区个性化知识推荐研究. *情报理论与实践*, *43*(4), 152–158

刘海鸥，刘旭，姚苏梅. 谢姝琳. (2019). 基于舆情画像的在线社交用户信息传播特征统计分析. *现代情报*, *39*(9):64–73.

刘启元，张栋，吴良庆，李寿山. (2019). 基于上下文增强LSTM 的多模态情感分析. *计算机科学*, *46*(11), 181–185.

刘婷艳，王晰巍，贾若男，王微. (2020). 视频网站用户生成内容国内外发展动态及发展趋势. *情报科学*, *38*(10), 133–140.

王敏，徐健. (2019). 视频弹幕与字幕的情感分析与比较研究. *图书情报知识*, *5*, 109-119.

王贇芝，王雪，查先进. (2020). 弹幕视频网站用户从众信息评论行为驱动因素探索. *信息资源管理学报*, *10*(4), 60–69.

吴剑云，胥明珠. (2021). 基于用户画像和视频兴趣标签的个性化推荐. *情报科学*, *39*(1), 128–134.

徐海玲，张海涛，魏明珠，尹慧子. (2019). 社交媒体用户画像的构建及资源聚合模型研究. *图书情报工作*, *63*(9), 109–115.

俞淑平，陈刚. (2011). 一种高效的行为定向广告投放算法. *计算机应用与软件*, *28*(1), 4–7.

袁海霞，方青青，白琳. (2020). 弹幕对在线消费行为过程影响的时变效应研究. *管理学报*, *17*(7), 1059–1066.

张海涛，崔阳，王丹，宋拓. (2018). 基于概念格的在线健康社区用户画像研究. *情报学报*, *37*(9), 912–922.

张帅，王文韬，周华任，占南. (2018). 基于扎根理论的弹幕视频网站用户使用行为驱动因素研究. *情报理论与实践*, *41*(7), 117–122.

张涛，翁康年，邓悦，杨满，张玥杰. (2021). 基于网络浏览行为的小众领域用户画像建模. *系统工程理论与实践*, *40*(3), 641–652.

庄须强，刘方爱. (2018). 基于 AT-LSTM 的弹幕评论情感分析. *数字技术与应用*, *36*(2), 210–212.

Bansal, T., Das, M., & Bhattacharyya, C. (2015). Content driven user profiling for comment-worthy recommendations of news and blog articles. *ACM Conference on Recommender Systems*, 195–202.

Bao, L. N., Le, D-.N., van Chung, L., & Nguyen, G. N. (2016). Performance evaluation of video-based face recognition approaches for online video contextual advertisement user-oriented system. *Proceedings paper: Information Systems Design and Intelligent Applications Conference, 3*, 287–295.

Barnett, S. B., & Cerf, M. (2017). A ticket for your thoughts: Method for predicting content recall and sales using neural similarity of moviegoers. *Journal of Consumer Research*, *44*(1):160–181.

Belanche, D., Flavián, C., & Pérez-Rueda, A. (2017). Understanding interactive online advertising: congruence and product involvement in highly and lowly arousing, skippable video ads. *Journal of Interactive Marketing*, *37*, 75–88.

Bellman, S., Nenycz-Thiel, M., Kennedy, R., Larguinat, L., McColl, B., & Varan, D. (2017). What makes a television commercial sell? Using biometrics to identify successful ads. *Journal of Advertising Research*, *57*(1), 53–66.

Bendak, S., & Al-Saleh, K. (2010). The role of roadside advertising signs in distracting drivers. *International Journal of Industrial Ergonomics*, *40*(3), 233–236.

Berlyne, D. E. (1970). Novelty, complexity, and hedonic value. *Perception & Psychophysics*, *8*, 279–286.

Brehm, J. W. A. (1966). *A theory of psychological reactance*. New York: Academic Press Inc.

Bruce, N. I., Becker, M, & Reinartz, W. (2020). Communicating brands in television advertising. *Journal of Marketing Research*, *57*(2), 236–256.

Chen, X., Nguyen, T. V., Shen, Z. Q., & Kankanhalli, M. (2019). Livesense: Contextual advertising in live streaming videos. *Proceedings paper of 27th ACM International Conference on Multimedia (MM)*, *19*, 392–400.

Cheng, Z.-Q., Liu, Y., Wu, X., & Hua, X.-S. (2016). Video ecommerce: Towards online video advertising. *Proceedings of the 24th ACM International Multimedia Conference*, *16*, 1365–1374.

Chiang, H. S., & Hsiao, K. L. (2015). Youtube stickiness: The needs, personal, and environmental perspective. *Internet Research*, *25*(1), 85–106.

Costa, M, Bonetti, L, Vignali, V., Bichicchi, A., Lantieri, C., & Simone, A. (2019). Driver's visual attention to different categories of roadside advertising signs. *Applied Ergonomics*, *78*, 127–136.

Fossen, B. L., & Schweidel, D. A. (2017). Television advertising and online word-of-mouth: An empirical investigation of social TV activity. *Marketing Science*, *36*(1), 105–123.

Gorodnichenko, Y., & Weber, M. (2016). Are sticky prices costly? Evidence from the stock market. *American Economic Review*, *106*(1), 165–199.

He, M., Ge, Y., Wu, L. Chen, E., & Tan, C. (2016). Predicting the popularity of Dan Mu-enabled videos: A multi-factor view. *Database Systems for Advanced Applications*, 351–366.

Hu, A., & Flaxman, S. (2018). Multimodal sentiment analysis to explore the structure of emotions. *Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, KDD*, 350–358.

Huang, F., Zhang, X., Zhao, Z., Xu, J., & Li, Z. (2019). Image–text sentiment analysis via deep multimodal attentive fusion. *Knowledge-Based Systems*, *167*, 26–37.

Hui, S. K., Meyvis, T., & Assael, H. (2014). Analyzing moment-to-moment data using a bayesian functional linear model: Application to TV show pilot testing. *Marketing Science*, *33*(2), 222–240.

Hogarth, R. M., & Einhorn, H. J. (1992). Order effects in belief updating the belief adjustment model. *Cognitive Psychology*, *24*(1), 1–55.

Kim, H., & Bruce, N. I. (2018). Should sequels differ from original movies in pre-launch advertising schedule? Lessons from consumers' online search activity. *International Journal of Research in Marketing*, *35*(1), 116–143.

Kumar, A., Srinivasan, K., Cheng, W.-H., & Zomaya, A. Y. (2020). Hybrid context enriched deep learning model for fine-grained sentiment analysis in textual and visual semiotic modality social data. *Information Processing & Management*, *57*(1), 1–25.

Lau, R. Y. K., Zhang, W., & Xu, W. (2018). Parallel aspect-oriented sentiment analysis for sales forecasting with big data. *Production and Operations Management*, *27*(10), 1775–1794.

Li, D. F., Hu, B. T., Chen, Q. C., Wang, X., Qi, Q., Wang, L., & Liu, H. (2021). Attentive capsule network for click-through rate and conversion rate prediction in online advertising. *Knowledge-Based Systems*, *211*, 106522.

Li, G., Park, S. T., & Jin, H. (2017). Antecedents of WeChat group chatting user's stickiness and organizational commitment. *Journal of Engineering and Applied Sciences*, *12*(1), 5708–5713.

Li, Z., Li, R., & Jin, G. (2020). Sentiment analysis of danmaku videos based on naïve bayes and sentiment dictionary. *IEEE Access*, *5*, 75073–75084.

Liu, D.-R, Liao, Y.-S, Chung, Y.-H, & Chen, K.-Y. (2019). Advertisement recommendation based on personal interests and ad push fairness. *Kybernetes*, *48*(8), 1–21.

Lu, H.-P., & Lee, M.-R. (2010). Demographic differences and the antecedents of blog stickiness. *Online Information Review*, *34* (1), 21–38.

Lv, G., Xu, T., Chen, E., Liu, Q., & Zheng, Y. (2016). Reading the videos: temporal labeling for crowdsourced time-sync videos based on semantic embedding. *Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 3000–3006.

Majumder, N., Hazarika, D., Gelbukh, A., Cambria, E., & Poria, S. (2018). Multimodal sentiment analysis using hierarchical fusion with context modeling. *Knowledge-Based Systems*, *161*, 124–133.

Olbrich, R., & Holsing, C. (2011). Modeling consumer purchasing behavior in social shopping communities with clickstream data. *International Journal of Electronic Commerce*, *16*(2), 15–40.

Peng, D., Tian, W., Zhu, M., Ren, Y., Lin, X., & Li, M. (2020). TargetingVis: Visual exploration and analysis of targeted advertising data. *Journal of Visualization*, *23*(6), 1113–1127.

Piao, G., & Breslin, J. G. (2016). Exploring dynamics and semantics of user interests for user modeling on Twitter for link recommendations. *ACM International conference on semantic systems*, 81–88.

Ramanathan, S., & McGill, A. L. (2007). Consuming with others: Social influences on moment-to-moment and retrospective evaluations of an experience. *Journal of Consumer Research*, *34*(4), 506–524.

Rong, K., Xiao, F., Zhang, X., & Wang, J. (2019). Platform strategies and user stickiness in the online video industry. *Technological Forecasting & Social Change*, *143*, 249–259.

Sánchez, P., & Bellogín A. (2019). Building user profiles based on sequences for content and collaborative filtering. *Information Processing & Management*, *56*(1), 192–211.

Simmonds, L., Bellman, S., Kennedy, R., Nenycz-Thiel, M., & Bogomolova, S. (2020). Moderating effects of prior brand usage on visual attention to video advertising and recall: An eye-tracking investigation. *Journal of Business Research*, *111*, 241–248.

Skehan, P. (1996). A Framework for the Implementation of task-based instruction. *Applied Linguistics*, *17*(1), 38–62.

Sun, Q., Niu, J., Yao, Z., & Yan, H. (2019). Exploring eWOM in online customer reviews: Sentiment analysis at a fine-grained level. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *81*, 68–78.

Teixeira, T. S., Wedel, M., & Pieters, R. (2010). Moment-to-moment optimal branding in TV commercials: Preventing avoidance by pulsing. *Marketing Science*, *29*(5), 783–804.

Thompson, J., Leung, B., Blair, M. R., & Taboada, M. (2017). Sentiment analysis of player chat messaging in the video game StarCraft 2: Extending a lexicon-based model. *Knowledge-Based Systems*, *137*, 149–162.

Travis, D. (2003). *E-commerce usability: Tools and techniques to perfect the on-line experience*. CRC Press,

London.

Trusov, M., Ma, L., & Jamal, Z. (2016). Crumbs of the cookie: User profiling in customer-base analysis and behavioral targeting. *Marketing Science*, *35*(3), 405–426.

Wang, G., Zhuo, L., Li, J., Ren, D., & Zhang, J. (2018). An efficient method of content-targeted online video advertising. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, *50*, 40–48.

Young, C., Gillespie, B., & Otto, C. (2019). The impact of rational, emotional, and physiological advertising images on purchase intention: how TV ads influence brand memory. *Journal of Advertising Research*, *59*(3), 329–341.

Yu, S., Christakopoulou, E., & Gupta, A. (2016). Identifying decision makers from professional social networks. *ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data mining, New York: ACM*, 333–342.

Zhang, Q., Wang, W., & Chen, Y. (2020). Frontiers: In-consumption social listening with moment-to-moment unstructured data: The case of movie appreciation and live comments. *Marketing Science*, *39*(2), 1–11.

Zhao, F., Zhu, Y., Jin, H., & Yang, L. T. (2016). A personalized hashtag recommendation approach using LDA-based topic model in microblog environment. *Future Generation Computer Systems*, *65*, 196–206.

Zhou, J. L., Zhou, J., Ding, Y., & Wang, H. (2019). The magic of danmaku: A social interaction perspective of gift sending on live streaming platforms. *Electronic Commerce Research and Applications*, *34*, 1–9.

The marketing strategy of online video based on danmaku-video: A bimodal analysis

LI Zhi, ZHU Chunhong

(*School of economics and management, Tiangong university, Tianjin* 300387, *China*)

Abstract: As the rapid development of Internet, danmaku video emerges. This user-video interaction mode has new features, such as real-time dynamic emotion expression and multimodal emotion distribution. Meanwhile, the new features also bring challenges to practical research work, for instance, user portrait depiction is more difficult, video recommendation and advertising need to be more accurate. Existing research has not yet deeply analyzed the new features of danmaku video, nor fully explored the academic research value for itself. Based on the theories of psychology, marketing, and some other interdisciplinary frontier knowledge, as well as combined with deep learning, natural language processing technology and system dynamics method, this study attempts to analyze and model danmaku video data from a data-driven perspective, for deeply mining the potential business value of video big data. In particularly, contributions of the study include the following: (1) We propose a sentimental recognition approach based on bimodal fusion of danmaku video; (2) We construct the dynamic user portrait with user sentimental features, and then establish online video sticky marketing mechanism; (3) We analyze the correlation between user sentiment and video ads insert mode, and put forward the dynamic advertising strategy of danmaku video. This study not only enriches the existing research, but also provides the theoretical guidance and decision-making support for online video enterprises to accurately locate and analyze user needs, and to create high-quality intelligent marketing platform.

Key words: danmaku video, bimodal sentiment fusion, dynamic user profile, sticky marketing mechanism, dynamic advertising strategy